

КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИНФЛЯЦИИ В БЕЛАРУСИ

Александр Зарецкий*

Резюме

В работе рассматривается методология получения прогнозов инфляции, публикуемых в бюллетене «Краткосрочные тенденции в экономике Беларуси: инфляция». Описаны свойства статистических данных, рассмотрена сущность используемых подходов прогнозирования инфляции: модели авторегрессии (AR), модели авторегрессии и скользящего среднего (ARMA), прогнозирования инфляции как взвешенной суммы компонентов, модели векторной авторегрессии (VAR), модели коррекции ошибок (ECM) и модели P*. Представлены результаты сравнения прогностических свойств моделей в рамках псевдовневыборочного прогнозирования в периоде с января 2011 г. по октябрь 2012 г. Согласно результатам, наилучшие прогностические свойства имеют дезагрегированные модели, модели AR с несколькими лагами и модели ECM на основе спроса на номинальный денежный агрегат М3. Сравнительно низким является качество прогнозов моделей ARMA и VAR, хотя некоторые модели VAR генерируют качественные прогнозы в рамках определенных типов прогнозов. Усреднение прогнозов в большинстве случаев не приводит к значительному улучшению качества прогнозов.

Содержание

1.	Введение	2
2.	Свойства данных	3
2.1.	Анализ сезонности	3
2.2.	Порядок интегрированности переменных.....	4
3.	Описание используемых моделей	6
3.1.	Модель авторегрессии (AR)	6
3.2.	Модель авторегрессии и скользящего среднего (ARMA)	7
3.3.	Прогнозирование инфляции как взвешенной суммы компонентов.....	7
3.4.	Модель векторной авторегрессии (VAR)	8
3.5.	Модель коррекции ошибок (ECM)	8
3.6.	Модель P*	11
4.	Сравнение прогностических свойств моделей	12
5.	Заключение.....	18
	Литература	19
	Приложение 1. Переменные моделей	21
	Приложение 2. Первые разности нестационарных переменных	23

Рабочий материал Исследовательского центра ИПМ

WP/13/01



ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ЦЕНТР ИПМ

исследования • прогнозы • мониторинг

ул. Захарова, 50 Б, 220088, Минск, Беларусь

тел./факс +375 17 210 0105

веб-сайт: <http://research.by/>

e-mail: research@research.by

© 2013 Исследовательский центр ИПМ

Позиция, представленная в документе, отражает точку зрения авторов и может не совпадать с позицией организаций, которые они представляют.

* Экономист Исследовательского центра ИПМ, e-mail: zaretsky@research.by. Автор выражает благодарность Александру Чубрику и Игорю Пелипасю за методологические советы.

1. ВВЕДЕНИЕ

Среди макроэкономических показателей инфляция является одним из основных объектов прогнозирования, так как прогнозы инфляции напрямую влияют на монетарную политику центрального банка, а также деятельность других экономических институтов и экономических агентов. Долгое время основной целью монетарной политики Национального банка Беларуси было обеспечение стабильности обменного курса, однако после валютного кризиса 2011 г. и перехода к режиму плавающего обменного курса конечной целью монетарной политики можно считать низкую инфляцию, что подтверждается Основными направлениями денежно-кредитной политики Республики Беларусь на 2012 и 2013 гг.¹ Это актуализирует исследования в области прогнозирования инфляции в Беларуси.

Модели прогнозирования инфляции, как и другие макроэкономические модели, можно классифицировать на структурные и неструктурные². Структурные макроэкономические модели основываются на экономической теории и могут использоваться как для условного, так и безусловного прогнозирования³. Современным примером структурных моделей, в рамках которых можно получать прогнозы инфляции, являются динамические стохастические модели общего равновесия (DSGE). Неструктурные модели – это статистические модели, которые не основываются на экономической теории и могут использоваться только для безусловного прогнозирования. Примерами таких моделей являются модели временных рядов, например модель авторегрессии (AR). Также можно выделить класс полуструктурных моделей, которые основываются на экономической теории на уровне предполагаемых каузальных взаимосвязей, но не имеют (полностью или частично) в своей основе конкретной экономической модели. С помощью таких моделей теоретически можно получать как условные, так и безусловные прогнозы. Примером являются любые регрессионные модели в виде одиночного уравнения или системы уравнений, в которых некоторые экономические переменные зависят от других переменных.

Граница между структурностью и неструктурностью не всегда является явной. Например, модель векторной авторегрессии (VAR), рассматриваемая как неструктурная (Diebold, 1998), позволяет получать условные прогнозы значений эндогенных переменных⁴. Однако так как параметры подобных моделей не являются оценками структурных параметров некоторой структурной модели, а просто отражают ковариации в данных, то при альтернативных вариантах экономической политики они могут измениться, что сделает условные прогнозы некорректными. Возможная некорректность условных прогнозов актуальна также для полуструктурных моделей и структурных моделей, которые основываются на экономических моделях без микроэкономических оснований и не учитывающих рациональные ожидания. Эта проблема известна как критика Лукаса (Lucas, 1976). В то же время, как отмечает Sims (1986), после корректной идентификации подобных моделей их можно использовать для условного прогнозирования, в то время как применение моделей, основанных на рациональных ожиданиях, также связано с рядом проблем. Более того, Ericsson и Irons (1995) делают вывод, что эмпирически критика Лукаса в большинстве случаев не подтверждается. Таким образом, ситуация с корректностью использования моделей VAR, полуструктурных моделей и структурных моделей без микроэкономических оснований для условного прогнозирования остается неопределенной.

¹ См. <http://www.nbrb.by/publications/ondkp/ondkp-2012.pdf> и <http://www.nbrb.by/publications/ondkp/ondkp-2013.pdf>.

² О сущности и истории применения структурных и неструктурных моделей для макроэкономического прогнозирования см. Diebold (1998).

³ Условное прогнозирование – это прогнозирование по принципу «что будет, если ...», то есть при условии, что экзогенные переменные примут определенные значения. Например, какой будет инфляция в следующем периоде, если предложение денег возрастет на 15%. Безусловное прогнозирование эндогенных переменных в рамках структурных моделей предполагает прогнозирование значений экзогенных переменных на основе неструктурных моделей.

⁴ О методологии получения условных прогнозов в рамках модели VAR см. Waggoner и Zha (1998).

Методология прогнозирования инфляции, как и других переменных, может различаться в зависимости от горизонта прогнозирования. Федеральная резервная система (ФРС) для прогнозирования инфляции в текущем и следующем квартале в основном использует дезагрегированные модели, на основе которых рассчитывается прогноз сводного индекса цен (Bernanke, 2007). Инфляция отдельных товаров и услуг прогнозируется на основе моделей временных рядов, но также учитывается различная дополнительная информация. Окончательный прогноз сводной инфляции определяется с учетом экспертных оценок экономистов ФРС. Для прогнозирования инфляции более чем на 1-2 квартала ФРС отдельно прогнозирует базовую инфляцию, инфляцию продовольственных товаров и инфляцию энергетических товаров. Для прогнозирования последних формальные модели не используются, а базовая инфляция в основном прогнозируется на основе различных модификаций новой кейнсианской кривой Филлипса. Центральный банк Норвегии для краткосрочного прогнозирования инфляции использует различные модели VAR, AR, векторную модель коррекции ошибок (VECM), DSGE, факторные модели (Aastveit, Gerdrup и Jore, 2011). При этом, как отмечают Gerdrup и Nicolaisen (2011), для краткосрочного прогнозирования инфляции основным критерием выбора моделей является степень их соответствия реальным данным, а также точность вневыборочных прогнозов, в то время как для средне/долгосрочного прогнозирования необходимы структурные модели с блоком, описывающим монетарную политику, и учитывающие инфляционные ожидания. В исследованиях Национального банка Беларуси (НББ) для прогнозирования инфляции использовалась модель VECM (Малюгин и др., 2005) и новая кейнсианская полуструктурная модель, применяемая для среднесрочных прогнозов (Демиденко, 2008).

Таким образом, краткосрочное прогнозирование инфляции осуществляется центральными банками как с помощью моделей временных рядов, так и моделей, основанных на экономической теории, но также учитывается дополнительная информация и экспертные оценки. Canova (2002), сравнивая различные модели прогнозирования инфляции в странах G7⁵, приходит к выводу, что модели, основанные на экономической теории, в среднем не превосходят по точности прогнозов модели временных рядов. В некоторых случаях лучше одни модели, в других случаях – другие.

В данной работе представлены результаты сравнения различных подходов к краткосрочному прогнозированию инфляции в применении к Беларуси. Работа имеет следующую структуру. Во втором разделе анализируются свойства статистических данных. В третьем разделе описываются используемые модели прогнозирования инфляции. В четвертом разделе рассматриваются результаты сравнения прогностических характеристик моделей. В пятом разделе представлены основные выводы.

2. СВОЙСТВА ДАННЫХ

2.1. Анализ сезонности

Данные⁶ тестировались на наличие сезонности с помощью процедуры X-12-ARIMA. Для подтверждения результатов формальной процедуры проводился графический анализ данных и анализ коррелограмм. Так как валютный кризис 2011 г. привел к существенным выбросам в некоторых временных рядах, которые могут влиять на результаты тестирования за счет заметного (временного) изменения сезонных компонент, что выражается в скользящей сезонности (moving seasonality), то для принятия решения о корректировке на сезонность также производился анализ временных рядов на выборке до 2011 г. Результаты тестирования и краткое описание переменных представлены в таблице 1.

⁵ Великобритания, Германия, Италия, Канада, США, Франция, Япония.

⁶ Использовались месячные данные. По всем переменным выборка с января 2002 г. по октябрь 2012 г.

Таблица 1. Описание данных и результаты тестирования на сезонность

Переменная	Обозначение	Источник данных	Сезонность ⁷	Сезонность в выборке до 2011 г.
Средневзвешенный курс белорусского рубля к доллару США ⁸	BYRUSD	НББ, Исследовательский центр ИПМ	-	-
Уровень потребительских цен (декабрь 2001=1)	CPI	Расчеты на основе данных Белстата	-	+
ВВП в текущих ценах, BYR млрд	GDP	Расчеты на основе данных Белстата	+	+
Индекс потребительских цен (ИПЦ), м/м ⁹	INFL	Расчеты на основе данных Белстата	-	+
Индекс цен на продовольственные товары, м/м	INFL_F	Расчеты на основе данных Белстата	-	+
Индекс цен на непродовольственные товары, м/м	INFL_NF	Расчеты на основе данных Белстата	-	-
Индекс цен на платные услуги населению, за исключением жилищно-коммунальных (ЖКХ)	INFL_NU	Расчеты на основе данных Белстата	-	-
Индекс цен на услуги ЖКХ	INFL_U	Расчеты на основе данных Белстата	-	-
Денежный агрегат M1, в среднем за месяц, BYR млрд	M1	НББ	+	+
Денежный агрегат M2, в среднем за месяц, BYR млрд	M2	НББ	+	+
Денежный агрегат M3, в среднем за месяц, BYR млрд	M3	НББ	-	+
Ставка рефинансирования	NIRR	Расчеты на основе данных НББ	-	+
Дефлятор ВВП	P	Рассчитывается как GDP/RGDP	Наверное, ⁻¹⁰	+
ВВП в среднегодовых ценах 2009 г., BYR млрд	RGDP	Расчеты на основе данных Белстата, НББ	+	+
Скорость обращения денежного агрегата M2	VM2	Рассчитывается как GDP/M2	+	+

Примечание. м/м – месяц к предыдущему месяцу. Значения NIRR в процентах годовых делятся на 100.

Источник: разработка автора/собственные расчеты.

Выводы на основе графического анализа и анализа коррелограмм совпадают с результатами последнего столбца табл. 1. Все временные ряды, в которых присутствует сезонность в выборке до 2011 г., корректируются на сезонность.

2.2. Порядок интегрированности переменных

Для определения порядка интегрированности временных рядов (скорректированных на сезонность, если она присутствует в данных) используется графический анализ, тесты ADF, Филлипса-Перрона (PP), KPSS. Все временные ряды, кроме показателей инфляции и процентных ставок, логарифмируются. Спецификации тестов выбираются исходя из графического анализа

⁷ Согласно результату комбинированного теста на присутствие сезонности.

⁸ За апрель-октябрь 2011 г. используются оценки рыночного обменного курса, рассчитанные Исследовательским центром ИПМ.

⁹ Необходимость использования переменной инфляции в явном виде и ее дальнейшей корректировки на сезонность, вместо более стандартной переменной $\ln(\text{CPI_SA}/\text{CPI_SA}(-1))$, где «_SA» означает, что переменная скорректирована на сезонность, обусловлено тем, что сезонные компоненты базовых переменных существенно отличаются в конце выборки из-за выбросов в период валютного кризиса. Это приводит к тому, что прогнозирование инфляции на основе переменной $\ln(\text{CPI_SA}/\text{CPI_SA}(-1))$ является менее удачным, чем на основе переменной INFL_SA . Поэтому в моделях, если это возможно, используется переменная INFL_SA . Если использование данной переменной невозможно, то прогноз инфляции, получаемый на основе CPI_SA , корректируется с учетом различий в сезонных компонентах.

¹⁰ Результат комбинированного теста – «Identifiable seasonality probably not present». В таких случаях рекомендуется производить корректировку на сезонность (ONS, 2007, с. 106).

данных и значимости соответствующих детерминированных компонент в тестовых регрессиях. Число лаговых значений разностей переменных в ADF тесте выбирается так, чтобы устранить автокорреляцию остатков тестовой регрессии. Порядок интегрированности переменных GDP и VM2 не определяется, так как они напрямую не присутствуют в уравнениях моделей, а используются для расчета переменной PC_M2 (ее сущность раскрывается в подразделе 3.6). Результаты первого этапа определения порядка интегрированности переменных представлены в таблице 2. Графики временных рядов представлены в Приложении 1.

Таблица 2. Первый этап определения порядка интегрированности переменных

Переменная	ADF, р-значение	PP, р-значение	KPSS, LM статистика	Порядок интегрированности
byrusd	0.947 (-)	0.989 (-)	0.962** (к)	>0
cpi_sa	0.997 (-)	0.993 (к)	0.190* (т, к)	>0
INFL_SA	0.010 (к)	0.000 (к)	0.235 (к)	0
INFL_F_SA	0.057 (к)	0.000 (к)	0.295 (к)	0
INFL_NF	0.038 (к)	0.000 (к)	0.273 (к)	0
INFL_NU	0.135 (к)	0.000 (к)	0.263 (к)	0
INFL_U	0.004 (к)	0.000 (к)	0.596* (к)	0
m1_sa	0.996 (-)	0.568 (к)	0.269** (т, к)	>0
m2_sa	0.417 (к)	0.336 (к)	0.278** (т, к)	>0
m3_sa	0.412 (т, к)	1.000 (-)	0.126 (т, к)	>0
NIRR_SA	0.961 (т, к)	0.669 (т, к)	0.309** (т, к)	>0
p_sa	0.314 (т, к)	0.985 (к)	0.158* (т, к)	>0
pc_m2	0.000 (-)	0.000 (-)	0.034 (к)	0
rgdp_sa	0.155 (к)	0.081 (т, к)	0.305** (т, к)	>0

Примечание. Строчными буквами написаны натуральные логарифмы переменных. «_sa» означает, что базовая переменная скорректирована на сезонность. «-» - в тестовой регрессии не используются детерминированные компоненты, «т, к» - используется тренд и константа, «к» - используется константа. «**» - нулевая гипотеза отвергается на 1% уровне, «*» - нулевая гипотеза отвергается на 5% уровне. Полужирным шрифтом выделены значения, которые противоречат выводу об интегрированности переменных.

Источник: собственные расчеты.

На основе результатов тестов нельзя сделать однозначный вывод об интегрированности переменных INFL_F_SA, INFL_NU, INFL_U, m3_sa. Порядок их интегрированности определяется исходя из графического анализа и результатов большинства тестов. При этом согласно ADF тесту для переменных INFL_F_SA, INFL_NU на выборке с 2002 по 2010 г. нулевая гипотеза отвергается. То есть невозможность отвергнуть гипотезу о присутствии единичного корня для полной выборки объясняется выбросами в период валютного кризиса. Для переменной INFL_U нулевая гипотеза KPSS теста не отвергается на выборке с 2003 по 2010 г. Для m3_sa нулевая гипотеза KPSS теста отвергается на выборке с 2002 по 2010 г., а на полной выборке нулевая гипотеза отвергается на 10% уровне. Таким образом, результаты первого этапа определения порядка интегрированности переменных совпадают с результатами теста Филлипса-Перрона. Результаты тестирования первых разностей нестационарных переменных представлены в таблице 3, а графики переменных – в Приложении 2.

Таблица 3. Второй этап определения порядка интегрированности переменных

Переменная	ADF, р-значение	PP, р-значение	KPSS, LM статистика	Порядок интегрированности
Δbyrusd	0.000 (-)	0.000 (-)	0.276 (к)	0
Δcpi_sa	0.007 (к)	0.000 (к)	0.238 (к)	0
Δm1_sa	0.018 (к)	0.000 (к)	0.291 (к)	0
Δm2_sa	0.005 (к)	0.000 (к)	0.369 (к)	0
Δm3_sa	0.032 (к)	0.000 (к)	0.193 (к)	0
ΔNIRR_SA	0.000 (-)	0.000 (-)	0.555* (к)	0
Δp_sa	0.006 (к)	0.000 (к)	0.187 (к)	0
Δrgdp_sa	0.171 (-)	0.000 (к)	0.340 (к)	0

Примечание. «Δ» - первая разность переменной.

Источник: собственные расчеты.

На основе тестов нельзя сделать однозначного вывода о порядке интегрированности переменных $\Delta NIRR_SA$ и Δr_{gdp_sa} . Переменные определяются как стационарные исходя из графического анализа и результатов большинства тестов.

Таким образом, все переменные, характеризующие инфляцию, а также переменная pc_m2 считаются стационарными переменными. Все остальные переменные считаются интегрированными первого порядка.

3. ОПИСАНИЕ ИСПОЛЬЗУЕМЫХ МОДЕЛЕЙ¹¹

3.1. Модель авторегрессии (AR)

Модель авторегрессии является статистической моделью, в которой текущее значение стационарного временного ряда моделируется на основе предыдущих значений временного ряда. Для инфляции модель в общем виде принимает вид¹²:

$$INFL_SA_t = c + \sum_{i=1}^p a_i INFL_SA_{t-i} + \sum_k b_k d_k + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где t – период времени, c – константа, a_i , b_k – коэффициенты, d_k – импульсные фиктивные переменные¹³, ε_t – остаток.

Максимальная длина лага инфляции ограничивается шестью исходя из теоретических ожиданий и практических результатов, полученных в процессе выбора и тестирования моделей. Использование импульсных фиктивных переменных в данной модели (и остальных моделях) обусловлено значительным числом выбросов в данных, что усугубляется необходимостью использования месячных данных для краткосрочного прогнозирования. Без использования фиктивных переменных невозможно построить уравнение, которое не будет содержать аномалий в остатках. Такой подход, очевидно, имеет недостатки. В частности, уменьшается число степеней свободы при оценивании уравнений. Кроме того, использование фиктивных переменных может критиковаться из-за отсутствия экономической интерпретации данных переменных. Тем не менее большинство переменных в нашем случае легко интерпретируемы экономически, так как корректируют выбросы, вызванные девальвацией белорусского рубля в начале 2009 г., и выбросы в период валютного кризиса 2011 г.

Уравнение (1) оценивается в модуле PcGive программы OxMetrics с использованием процедуры Autometrics, которая автоматически выбирает наиболее удачную спецификацию модели в рамках выбранного порога значимости переменных (незначимые переменные исключаются из модели). При оценивании всех моделей используются 1%, 2.5% или 5% уровни значимости.

Модели AR, которые использовались Исследовательским центром ИПМ (ИЦ ИПМ) для прогнозирования инфляции в ноябре 2012 г., включали первый лаг инфляции, первый и третий лаг, первый и четвертый лаг. Данные модели были получены путем применения разных порогов значимости, а также применения одношагового или многошагового оценивания

¹¹ Помимо рассмотренных моделей, пробовалось также построение эконометрических моделей, основанных на кривой Филлиппса. В случае Беларуси данные модели плохо объясняют эмпирические взаимосвязи. Коэффициент при переменной разрыва выпуска обычно незначим, и в остатках присутствуют аномалии. Использование переменной безработицы не представляется возможным, так как нет непрерывных статистических данных о реальном уровне безработицы.

¹² Здесь и далее приводятся только спецификации уравнений в общем виде. При подготовке очередных версий бюллетеня «Краткосрочные тенденции в экономике Беларуси: инфляция» модели переоцениваются, в некоторых случаях незначительно изменяются (в основном за счет возможного обновления набора фиктивных переменных), поэтому значения коэффициентов не являются постоянными величинами. Во всех прогнозных уравнениях, кроме уравнения для инфляции услуг ЖКХ (подробнее см. подраздел 3.3), отсутствуют аномалии в остатках (на 5% уровне значимости не отвергаются гипотезы о нормальности остатков, отсутствии автокорреляции и гетероскедастичности). Модели AR, ARMA и VAR являются стационарными, а ARMA – обратимыми.

¹³ Импульсная фиктивная переменная принимает значение 1 в одном периоде (в нашем случае – месяце) выборки и 0 – в остальных периодах.

уравнений. Многошаговое оценивание заключается в переоценивании уравнения, полученного на шаге $n-1$, если на данном шаге были исключены какие-то переменные, которые были в уравнении, оцененном на шаге $n-2$ (или в спецификации (1), если $n=2$). Таким образом, оценивание на шаге n производится в условиях большего числа степеней свободы за счет меньшего числа переменных и (в некоторых случаях) большей выборки.

Заметим, что для получения прогноза инфляции здесь и в остальных необходимых случаях по умолчанию предполагается трансформация переменных из скорректированных на сезонность (если корректировка производилась) в переменные, содержащие сезонность, с помощью сезонных компонент. Будущие значения сезонных компонент приравниваются к значениям предыдущего года.

Подробнее о моделях AR см. Hamilton (1994, с. 53-59).

3.2. Модель авторегрессии и скользящего среднего (ARMA)

Модель ARMA – это более общая модель, которая помимо лаговых значений зависимой переменной включает также лаговые значения случайного члена. В нашем случае в общем виде модель имеет вид:

$$INFL_SA_t = c + \sum_{i=1}^p a_i INFL_SA_{t-i} + \sum_{j=1}^q g_j \varepsilon_{t-j} + \sum_k b_k d_k + \varepsilon_t, \quad (2)$$

где g_j – коэффициент.

Решение о включении в уравнение каждого дополнительного лагового значения зависимой переменной или случайного члена принимается на основе значимости соответствующих коэффициентов и анализа значений информационных критериев Акаике, Шварца и Ханнана-Куинна.

Модели ARMA (отличающиеся включением/невключением некоторых фиктивных переменных), с помощью которых ИЦ ИПМ прогнозировал инфляцию в ноябре 2012 г., включали один лаг зависимой переменной и один лаг остатков, что записывают как модель ARMA(1,1).

Подробнее о моделях ARMA см. Hamilton (1994, с. 59-61).

3.3. Прогнозирование инфляции как взвешенной суммы компонентов

ИПЦ м/м можно представить как взвешенную сумму компонентов:

$$INFL_t = v_F INFL_F_t + v_{NF} INFL_NF_t + v_{NU} INFL_NU_t + v_U INFL_U_t, \quad (3)$$

где v_F, v_{NF}, v_{NU}, v_U – веса соответствующих индексов цен в ИПЦ, $v_F + v_{NF} + v_{NU} + v_U = 1$.

Построив модели для компонентов инфляции, можно прогнозировать ИПЦ. Разные компоненты инфляции изменяются согласно разным закономерностям, и данный подход позволяет учесть эти закономерности. С другой стороны, данный метод в нашем случае имеет недостаток, связанный с особенностями расчета весов компонентов инфляции в ИПЦ. Наиболее точные данные являются закрытыми, поэтому при прогнозировании используются не совсем точные веса, что может повышать ошибку прогноза. Однако данная ошибка может быть компенсирована более высокой точностью за счет дезагрегированного моделирования.

Компоненты инфляции в рамках данного подхода прогнозируются на основе моделей AR и ARMA. В результате данный метод разделяется на две модели: в одной все компоненты прогнозируются на основе моделей AR, в другой – на основе моделей ARMA, кроме переменной $INFL_U_t$, которая прогнозируется на основе модели AR. Методология прогнозирования аналогична, описанной в подразделах 3.1-3.2.

Следует сделать пояснение о прогнозировании переменной $INFL_U_t$. С точки зрения теории данную переменную должно быть проблематично описать моделями AR/ARMA, так как изменения цен на услуги ЖКХ в Беларуси нерегулярны и не подвержены явной инерции.

онности. Данный временной ряд скорее должен описываться единичной¹⁴ константой с множеством выбросов, соответствующих повышениям (в редких случаях – снижениям) цен. С одной стороны, можно предположить, что будущие значения данной переменной можно приравнять к единице, если нет информации о будущем изменении цен. Однако в таком случае нельзя учесть неожиданные будущие изменения цен, особенно далее чем через один-два месяца. Моделирование переменной $INFL_U_t$ в рамках AR модели с помощью описанной ранее методологии показывает, что все лаговые значения переменной незначимы и уравнение содержит только константу, примерно равную медиане временного ряда, и фиктивные переменные. Это согласуется с теоретическими ожиданиями. Использование такой модели с помощью константы позволяет в некоторой мере учесть будущие изменения цен. Заметим, что для данной модели, оцененной на выборке с января 2002 г. по октябрь 2012 г., отвергается гипотеза о нормальности остатков. Однако лучшей альтернативы такому уравнению нет. В любом случае прогнозирование услуг ЖКХ связано с потенциально большими ошибками прогноза.

3.4. Модель векторной авторегрессии (VAR)

Модель VAR является обобщением модели AR для вектора переменных. Модель VAR может быть представлена в структурной и приведенной форме. В структурной форме значения каждой переменной зависят от текущих значений остальных переменных и лаговых значений всех переменных вектора. В приведенной форме значения переменных зависят только от лаговых значений. Более распространено использование приведенных VAR из-за сложности идентификации параметров структурных VAR. В нашем случае приведенная VAR в общем виде может быть представлена следующим образом:

$$X_t = C + \sum_{i=1}^p A_i X_{t-i} + BD + E_t, \quad (4)$$

где X_t – вектор переменных модели, C – вектор констант, A_i , B – матрицы параметров, D – вектор импульсных фиктивных переменных, E_t – вектор остатков.

Максимальная длина лага p определяется на основе общей значимости последнего лага переменных, а также на основе результатов информационных критериев.

При подготовке прогноза инфляции в ноябре 2012 г., ИЦ ИПМ использовал четыре модели VAR, которые в различных комбинациях включали инфляцию, изменение обменного курса, денежных агрегатов M1 и M2, ставки рефинансирования и реального ВВП. Максимальная длина лага в данных моделях равнялась от 5 до 6.

Подробнее о моделях VAR см. Hamilton (1994, гл. 11).

3.5. Модель коррекции ошибок (ECM)

Модель ECM позволяет учесть как краткосрочные, так и долгосрочные взаимосвязи между нестационарными переменными с порядком интегрированности, равным единице. Для этого данные переменные должны быть коинтегрированы, то есть должна существовать их линейная комбинация, которая является стационарной переменной. Для тестирования переменных на коинтеграцию и построения модели ECM используется подход Энгла – Грейнджера¹⁵ с

¹⁴ Не нулевой, так как $INFL_U_t$ определяется как текущее значение уровня цен на услуги ЖКХ, деленное на предыдущее значение. Аналогично определяются и другие показатели инфляции.

¹⁵ В настоящее время более распространено тестирование на коинтеграцию в рамках системы уравнений и построение модели VECM (подход С. Йохансена). Этот подход также применялся, однако построенные модели VECM характеризовались одной (или несколькими) из следующих проблем: присутствие аномалий в остатках (несмотря на дополнение модели фиктивными переменными для корректировки выбросов), незначимость или неверный знак какого-либо коэффициента в коинтеграционном векторе, незначимость или неверный знак коэффициента при механизме корректировки равновесия в уравнении инфляции.

некоторыми дополнениями. В качестве долгосрочной взаимосвязи рассматривается спрос на денежный агрегат МЗ¹⁶.

Согласно экономической теории, должна существовать долгосрочная связь между денежным агрегатом МЗ, уровнем цен, реальным доходом, доходностью активов, включаемых в МЗ, и доходностью активов, не включаемых в МЗ. В качестве переменной, отражающей доходность активов, включаемых в МЗ, могла бы использоваться средняя процентная ставка по новым срочным депозитам в национальной валюте, но соответствующий коэффициент незначим¹⁷ в коинтеграционном соотношении. Теоретически также возможно использовать среднюю процентную ставку по новым срочным депозитам в иностранной валюте, но она на большей части выборки была близка к стационарной величине. Если же ее рассматривать как нестационарную переменную и включать в уравнение, то соответствующий коэффициент является незначимым. Более того, вероятно, что основным фактором, влияющим на динамику валютных депозитов в Беларуси, являются не процентные ставки, а девальвационные ожидания. Объем операций с альтернативными активами, такими как государственные и корпоративные облигации, в Беларуси относительно невелик, и нет достаточно длинных и непрерывных временных рядов данных по доходности подобных активов. Поэтому такие переменные в анализе не используются. Ericsson и Kamin (2008) в рамках показателей альтернативной доходности используют инфляцию и изменение обменного курса, однако в Беларуси данные переменные на рассматриваемом временном интервале можно считать стационарными, то есть их нельзя включать в коинтеграционное соотношение. Поэтому в качестве детерминантов спроса на МЗ рассматривается только уровень цен и реальный доход.

Для оценки параметров коинтеграционного соотношения можно использовать обычный метод наименьших квадратов (МНК). В случае коинтегрированности переменных оценки коэффициентов, полученные с помощью МНК, являются состоятельными (Engle и Granger, 1987). Однако при использовании МНК коэффициенты регрессии в данном случае имеют нестандартное распределение, а значит, нельзя делать вывод об их значимости на основе *t*-статистик. Для того чтобы делать такие выводы, необходимо использовать другие методы оценки коинтеграционного соотношения, например полностью модифицированный МНК (FMOLS), в котором осуществляются корректировки, необходимые для получения оценок, имеющих стандартное распределение¹⁸. В то же время следующий этап, заключающийся в тестировании переменных на коинтеграцию, предполагает оценивание соотношения с помощью обычного МНК (на основе такого предположения рассчитываются критические значения тестовой статистики). Таким образом, оценивание коинтеграционного соотношения осуществляется с помощью обычного МНК, но также применяется FMOLS для проверки значимости коэффициентов при переменных. Коинтеграционная регрессия имеет вид:

$$m3_sa_t = c + a_1 cpi_sa_t + a_2 rgdp_sa_t + \varepsilon_t. \quad (5)$$

Оценивание (5) с помощью FMOLS на выборке с января 2002 по октябрь 2012 показывает, что cpi_sa_t и $rgdp_sa_t$ значимы на 0.01% уровне. Остатки данной регрессии, оцененной

¹⁶ Более стандартным является анализ спроса на денежный агрегат М1. В частности, Крук, Пелипась и Чубрик (2006) строили модель ЕСМ для прогнозирования инфляции с долгосрочным соотношением в виде спроса на М1. Модель оценивалась на квартальных данных. Как показали расчеты, гипотеза об отсутствии коинтеграции между денежным агрегатом М1, уровнем потребительских цен, реальным ВВП и средней процентной ставкой по новым срочным депозитам в национальной валюте на месячных данных (и другой выборке) не отвергается. Тестовая статистика меньше критического значения при дополнении коинтеграционного соотношения определенными фиктивными переменными, однако в этом случае стандартные критические значения неверны, поэтому нельзя сделать вывод об отклонении или неотклонении нулевой гипотезы. Анализировался также спрос на денежный агрегат М2: в рамках спецификации, аналогичной (5), гипотеза об отсутствии коинтеграции не отвергается.

¹⁷ Вывод о незначимости данного коэффициента и других коэффициентов, которые упоминаются далее, был сделан на основе оценивания коинтеграционной регрессии с помощью полностью модифицированного метода наименьших квадратов (FMOLS). При оценивании с помощью обычного МНК подобные выводы некорректны. Подробнее см. далее.

¹⁸ См. Phillips и Hansen (1990).

обычным МНК, тестируются на наличие единичного корня с помощью ADF теста, но с использованием других критических значений. Если бы значения параметров уравнения (5) были известны априори, то можно было бы применять стандартные критические значения. Но так как параметры оцениваются из данных, то тестовая статистика ADF-теста имеет другое распределение (Engle и Granger, 1987). Технически процедура тестирования осуществляется в EViews с помощью теста Энгла – Грейнджера на коинтеграцию¹⁹, в котором рассчитывается р-значение тестовой статистики на основе результатов работы MacKinnon (1996). Если гипотеза об отсутствии коинтеграции отвергается, то ε_t можно использовать как механизм корректировки равновесия при моделировании краткосрочных взаимосвязей. В нашем случае гипотеза об отсутствии коинтеграции отвергается на 0.01% уровне.

Для анализа краткосрочных взаимосвязей в общем случае строится модель VAR для первых разностей переменных с включением в модель ε_{t-1} в качестве экзогенной переменной. Как и в эмпирическом примере работы Engle и Granger (1987), я оцениваю и анализирую уравнения, составляющие VAR, по отдельности, исключая незначимые переменные из уравнений. Помимо этого, все уравнения дополняются импульсными фиктивными переменными, а уравнение инфляции – лаговыми изменениями обменного курса. Без включения лаговых изменений обменного курса адекватного уравнения для инфляции (без аномалий в остатках и со значимым механизмом корректировки равновесия с верным знаком коэффициента) получить не удалось. Это можно рассматривать как недостаток данной модели.

Таким образом, оцениваются следующие уравнения²⁰:

$$\Delta cpi_sa_t = c_1^1 + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n c_{2,i,j}^1 \Delta x_{i,t-j} + c_3^1 ec_{t-1} + \sum_k c_{4,k}^1 d_k + \sum_{j=1}^n c_{5,j}^1 \Delta byrusd_{t-j} + \varepsilon_t \quad (6)$$

$$\Delta m3_sa_t = c_1^2 + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n c_{2,i,j}^2 \Delta x_{i,t-j} + c_3^2 ec_{t-1} + \sum_k c_{4,k}^2 d_k + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$\Delta rgdp_sa_t = c_1^3 + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n c_{2,i,j}^3 \Delta x_{i,t-j} + c_3^3 ec_{t-1} + \sum_k c_{4,k}^3 d_k + \varepsilon_t, \quad (8)$$

где c_j^i – коэффициенты регрессии, x_i – i -й элемент множества $\{cpi_sa_t, m3_sa_t, rgdp_sa_t\}$, ec_{t-1} – механизм корректировки равновесия ($ec_{t-1} = \varepsilon_{t-1}$ из уравнения (5)).

Если переменная ec_{t-1} в предыдущем периоде была положительной, то предложение денег превышало спрос на деньги. Излишек денежной массы должен привести к росту спроса на товары и услуги и повышению цен. Поэтому должно выполняться условие $c_3^1 > 0$. Также должны выполняться условия $c_3^2 < 0, c_3^3 > 0$. В оцененных уравнениях все эти условия выполняются.

При прогнозировании инфляции может предполагаться, что обменный курс будет оставаться на одном уровне или будет изменяться в соответствии с предыдущими тенденциями. Построение формальной модели для изменений обменного курса проблематично, так как на протяжении большей части выборки поддерживался фиксированный режим обменного курса. Кроме того, большую роль в динамике обменного курса играют ожидания экономических агентов.

Можно было бы ограничиться рассмотренной моделью, однако более распространено построение модели ЕСМ на основе долгосрочного соотношения для спроса на реальные деньги. Чтобы иметь возможность построить данную модель, коэффициент a_1 в уравнении (5) должен быть статистически неотличим от единицы. В нашем случае при оценивании (5) с

¹⁹ Подробнее см. QMS (2009, с. 234-238).

²⁰ Уравнения (6)-(8) оцениваются с использованием процедуры Autometrics модуля PcGive.

помощью FMOLS $a_1 = 1.078$. При тестировании ограничения $a_1 = 1$ р-значение статистики Вальда равно 0.049. То есть гипотеза отвергается на 5% уровне, но не отвергается уже на 4.8% уровне. Было решено попробовать построить модель для реальных денег.

Аналогично описанному выше, сначала оценивается коинтеграционная регрессия:

$$rm3_t = c + a_1 rgdp_sa_t + \varepsilon_t, \quad (9)$$

где $rm3_t = m3_sa_t - cpi_sa_t$.

Коэффициент a_1 в (9) значим на 0.01% уровне, а гипотеза об отсутствии коинтеграции отвергается на 0.01% уровне. Поэтому строится модель ЕСМ:

$$\Delta rm3_t = c_1^1 + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n c_{2,i,j}^1 \Delta y_{i,t-j} + c_3^1 ecm_{t-1}^{rm} + \sum_k c_{4,k}^1 d_k + \varepsilon_t \quad (10)$$

$$\Delta rgdp_sa_t = c_1^2 + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n c_{2,i,j}^2 \Delta y_{i,t-j} + c_3^2 ecm_{t-1}^{rm} + \sum_k c_{4,k}^2 d_k + \varepsilon_t, \quad (11)$$

где y_i – i -й элемент множества $\{rm3_t, rgdp_sa_t\}$, ecm_{t-1}^{rm} – механизм корректировки равновесия ($ecm_{t-1}^{rm} = \varepsilon_{t-1}$ из уравнения (9)).

В уравнениях (10)-(11) должны выполняться условия $c_3^1 < 0$, $c_3^2 > 0$. В оцененных уравнениях они выполняются.

Для прогнозирования инфляции с помощью (10)-(11) необходимо также прогнозировать денежный агрегат М3. Это осуществляется с помощью модели AR, оцененной в соответствии с методологией подраздела 3.1. Тогда можно получить: $CPI_SA_t = M3_SA_t / RM3_t$.

3.6. Модель P*

Модель P* (P-star) также может рассматриваться как модель коррекции ошибок, но механизм корректировки равновесия в данном случае иной: он представляет собой отклонение фактического уровня цен от долгосрочного равновесного уровня. Долгосрочный равновесный уровень цен рассчитывается из уравнения обмена следующим образом (на основе Hallman, Porter и Small, 1991):

$$P_SA_t^* = \frac{M2_SA_t VM2_SA_t^*}{RGDP_SA_t^*}, \quad (12)$$

где $P_SA_t^*$ – долгосрочный равновесный уровень цен (дефлятор ВВП), $VM2_SA_t^*$ – долгосрочное равновесное значение скорости обращения денежного агрегата М2, $RGDP_SA_t^*$ – долгосрочный равновесный реальный ВВП.

В процессе исследования в качестве показателя денежной массы использовались различные денежные агрегаты, и наиболее адекватным в данном случае является денежный агрегат М2.

Значения переменных $VM2_SA_t^*$ и $RGDP_SA_t^*$ определяются с помощью фильтра Ходрика – Прескотта как тренд-составляющие переменных. Их прогнозирование осуществляется путем экстраполяции на основе тенденций предыдущих месяцев. Прогнозирование $M2_SA_t$ осуществляется на основе моделей AR и ARMA.

Для прогнозирования дефлятора ВВП оценивается следующее уравнение:

$$\Delta p_sa_t = c + \sum_{i=1}^p c_{1,i} \Delta p_sa_{t-i} + \sum_k c_{2,k} d_k + c_3 pc_m2_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (13)$$

где $pc_m2_{t-1} = p_sa_{t-1} - p_sa_{t-1}^*$.

В уравнении (13) должно выполняться условие $c_3 < 0$, и в оцененном уравнении оно выполняется.

Так как наша цель – прогнозирование ИПЦ, то необходимо построить модель взаимосвязи ИПЦ и дефлятора ВВП. Для этого используется ARDL модель:

$$INFL_SA_t = c + \sum_{i=1}^m c_{1,i} INFL_SA_{t-i} + \sum_{i=0}^n c_{2,i} \Delta p_sa_{t-i} + \sum_k c_{3,k} d_k + \varepsilon_t. \quad (14)$$

Уравнения (13) и (14) оцениваются в PcGive с помощью процедуры Autometrics.

4. СРАВНЕНИЕ ПРОГНОСТИЧЕСКИХ СВОЙСТВ МОДЕЛЕЙ

Сравнение моделей осуществлялось в рамках псевдовневыборочного прогнозирования²¹. Период прогнозирования – с января 2011 г. по октябрь 2012 г., то есть время, охватывающее валютный кризис и посткризисный период. На основе такого анализа можно будет судить о том, какие модели более успешно прогнозируют инфляцию в Беларуси во время серьезных шоков и повышенной неопределенности относительно будущей динамики переменных. Прогнозирование осуществляется по следующему алгоритму:

1. N=декабрь 2010 г.
2. Уравнения моделей оцениваются на выборке с января 2002 г. по N. При оценивании используются только те импульсные фиктивные переменные, которые корректируют выбросы в рамках выборки, используемой для оценивания.
3. Осуществляется прогноз инфляции на 6 месяцев вперед.
4. Рассчитываются отклонения фактических значений инфляции от прогнозных.
5. Если N<>сентябрь 2012 г., то N=N+1 (следующий месяц) и возвращаемся к шагу 2.

Данная процедура, таким образом, похожа на процесс прогнозирования в реальном времени, но есть и некоторые отличия. Во-первых, при оценивании уравнений используются переменные, скорректированные на сезонность (если корректировка необходима согласно результатам подраздела 2.1) в рамках полной выборки (январь 2002 г. – октябрь 2012 г.). Это сделано для упрощения процедуры и уменьшения времени, необходимого для ее реализации. Так как во всех моделях используются одни и те же данные, то отсутствие этапа корректировки переменных на сезонность для каждой выборки не должно привести к существенным неточностям при сравнении каждой модели с другими моделями. Во-вторых, в расчетах используются спецификации уравнений, полученные на основе анализа полной выборки. За исключением оценки коинтеграционных регрессий в подразделе 3.5, это создает некоторую неточность, так как при прогнозировании в реальном времени спецификации уравнений могут быть несколько изменены, главным образом за счет возможного изменения набора используемых фиктивных переменных²². Данная особенность может влиять на прогностические свойства каждой конкретной модели. Но учитывая, что она влияет на все прогнозные уравнения, при оценке относительных качеств моделей неточности будут менее существенны. В-третьих, дополнительная неточность возникает при псевдовневыборочном прогнозировании на основе (5)-(8). В процедуре предполагается, что в рамках горизонта прогнозирования $byrusd_t = byrusd_{t-1}$, хотя при прогнозировании в реальном времени могли быть сделаны другие предположения. Так как вклад изменения обменного курса в инфляцию в оцененных уравнениях небольшой, то неточность должна быть незначительной.

²¹ Автор рекомендует работу Stock и Watson (2009), в которой на основе псевдовневыборочного прогнозирования сравниваются прогностические характеристики множества моделей прогнозирования инфляции в США. Помимо анализа эмпирических результатов в работе рассматриваются различные методологические моменты, связанные с прогнозированием инфляции.

²² В рамках данной процедуры для каждого уравнения используется набор фиктивных переменных, определенный при оценивании уравнения на полной выборке. В самом начале процедуры в каждое уравнение включается часть набора, охватывающая фиктивные переменные, корректирующие выбросы в рамках выборки с января 2002 г. по декабрь 2010 г. С расширением выборки в уравнения включаются оставшиеся фиктивные переменные набора. Однако при прогнозировании в реальном времени сам набор фиктивных переменных может быть несколько изменен.

На основе результатов выполнения процедуры для каждой модели для каждого типа прогноза (на один/два/.../шесть месяцев вперед) рассчитываются статистики²³:

$$MD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (INFL_{t+h} - INFL_{t+h|t}) \quad (15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (INFL_{t+h} - INFL_{t+h|t})^2}, \quad (16)$$

где MD – среднее значение ошибки прогноза за период псевдовневыборочного прогнозирования, n – число результатов выполнения процедуры для каждого типа прогнозирования ($n = 22$ при прогнозировании на 1 месяц вперед, 21 – на 2 месяца и так далее), $t = 1$ соответствует декабрю 2010 г., h – период прогнозирования, $t + h|t$ означает прогнозное значение (просто $t + h$ – фактическое), $RMSE$ – среднеквадратическая ошибка прогноза.

Помимо MD и $RMSE$ определяется медианная ошибка прогноза и доля положительных ошибок прогноза (когда фактическое значение инфляции больше прогнозное) в общем числе ошибок.

Статистики для всех моделей/типов прогнозов представлены в таблице 4.

Таблица 4. Прогностические свойства моделей

Модель	h=1	h=2	h=3	h=4	h=5	h=6	Рейтинг
	MD, % м/м						
AR-1	1.33	2.18	2.69	3.08	3.24	2.84	15
AR-2	1.25	1.95	2.27	2.48	2.67	2.37	5
AR-3	0.98	1.56	1.87	2.27	2.49	2.17	3
AR-среднее	1.19	1.90	2.28	2.61	2.80	2.46	7
ARMA-1	2.54	2.74	2.88	3.06	3.10	2.65	21
ARMA-2	2.49	2.73	2.87	3.05	3.09	2.65	19
ARMA-среднее	2.51	2.74	2.87	3.05	3.10	2.65	20
Comp-AR	1.26	1.80	2.11	2.37	2.60	2.25	4
Comp-ARMA	1.53	1.62	1.65	1.71	1.73	1.47	2
ЕСМ-МЗ-1	1.35	1.93	2.42	2.81	2.93	2.64	13
ЕСМ-МЗ-2	1.38	1.94	2.58	3.05	2.85	2.47	14
ЕСМ-МЗ-3	1.12	1.63	2.24	2.73	2.88	2.59	6
ЕСМ-МЗ-среднее	1.28	1.83	2.41	2.87	2.89	2.57	10
ЕСМ-РМЗ	2.67	2.66	2.55	2.71	3.23	2.51	17
P*	1.43	2.10	2.38	2.61	2.85	2.55	12
VAR-1	1.05	1.61	2.12	2.72	3.22	3.08	9
VAR-2	1.36	2.15	2.71	3.31	3.60	3.21	18
VAR-3	1.04	1.67	2.09	2.65	3.24	3.19	11
VAR-4	1.08	1.58	2.22	3.11	3.98	4.06	16
VAR-5	0.68	1.22	1.48	1.69	2.23	1.49	1
VAR-среднее	1.04	1.65	2.13	2.70	3.25	3.01	8
	RMSE, % м/м						
AR-1	3.20	4.17	4.50	4.88	5.15	4.51	11
AR-2	3.15	3.96	4.27	4.56	4.92	4.36	3
AR-3	3.00	3.82	4.03	4.44	4.85	4.28	2
AR-среднее	3.10	3.96	4.24	4.61	4.95	4.37	4
ARMA-1	4.32	4.55	4.84	5.06	5.20	4.50	18
ARMA-2	4.29	4.52	4.82	5.05	5.19	4.49	15
ARMA-среднее	4.30	4.54	4.83	5.05	5.20	4.50	17
Comp-AR	3.22	4.02	4.31	4.66	5.04	4.48	5

²³ Все статистики определяются только для месячной инфляции – непосредственно прогнозируемой в моделях. Годовая инфляция является функцией месячной, и относительные свойства моделей для нее будут схожи.

Модель	h=1	h=2	h=3	h=4	h=5	h=6	Рейтинг
Comp-ARMA	2.35	2.42	2.47	2.54	2.57	2.13	1
ECM-M3-1	3.48	4.08	4.39	4.93	5.06	4.51	12
ECM-M3-2	3.78	4.45	4.84	5.51	5.22	4.58	16
ECM-M3-3	3.48	4.00	4.24	4.86	5.03	4.52	8
ECM-M3-среднее	3.56	4.16	4.47	5.09	5.09	4.52	14
ECM-RM3	4.98	4.95	4.86	5.05	5.34	4.42	20
P*	3.27	4.06	4.35	4.66	5.00	4.43	6
VAR-1	3.38	3.73	4.19	4.81	5.21	4.84	9
VAR-2	3.57	4.26	4.78	5.45	5.73	5.04	19
VAR-3	3.17	3.87	4.23	4.73	5.22	4.77	7
VAR-4	3.42	3.59	3.89	4.66	5.38	5.28	10
VAR-5	3.82	4.88	5.58	6.00	6.23	6.36	21
VAR-среднее	3.33	3.89	4.28	4.86	5.31	4.92	13
	Медианная ошибка прогноза, % м/м						
AR-1	0.51	0.76	0.87	0.72	0.84	1.03	14
AR-2	0.36	0.49	0.56	0.39	0.25	0.31	5
AR-3	0.06	0.49	0.52	0.39	0.10	0.08	2
AR-среднее	0.32	0.53	0.63	0.50	0.36	0.36	9
ARMA-1	0.68	0.70	0.78	0.70	0.76	0.83	13
ARMA-2	0.67	0.69	0.77	0.69	0.76	0.83	11
ARMA-среднее	0.68	0.69	0.77	0.69	0.76	0.83	12
Comp-AR	0.35	0.38	0.66	0.50	0.24	0.29	7
Comp-ARMA	0.77	0.82	0.73	0.63	0.65	0.63	10
ECM-M3-1	0.10	0.11	0.34	0.38	0.95	0.50	6
ECM-M3-2	-0.01	-0.11	0.29	0.25	0.73	0.65	3
ECM-M3-3	0.08	0.32	0.46	0.49	0.86	0.33	8
ECM-M3-среднее	0.00	0.11	0.26	0.16	0.88	0.21	1
ECM-RM3	0.95	0.76	0.77	0.52	1.14	0.90	15
P*	0.33	0.21	0.36	0.46	0.38	0.53	4
VAR-1	0.36	1.00	1.31	0.69	1.79	2.18	17
VAR-2	0.66	0.30	1.31	2.36	2.63	2.66	20
VAR-3	0.69	0.86	0.89	0.46	1.87	2.37	16
VAR-4	0.63	1.05	2.08	2.28	3.44	3.70	21
VAR-5	0.17	1.50	1.79	2.12	1.70	1.62	18
VAR-среднее	0.29	1.18	1.66	2.29	1.74	2.46	19
	Доля положительных ошибок прогноза						
AR-1	0.68	0.76	0.85	0.89	0.94	0.94	20
AR-2	0.64	0.57	0.70	0.74	0.61	0.71	7
AR-3	0.59	0.57	0.70	0.68	0.61	0.53	5
AR-среднее	0.64	0.67	0.75	0.74	0.72	0.82	14
ARMA-1	0.77	0.76	0.75	0.74	0.78	0.76	18
ARMA-2	0.73	0.76	0.75	0.74	0.78	0.76	15
ARMA-среднее	0.73	0.76	0.75	0.74	0.78	0.76	16
Comp-AR	0.59	0.62	0.65	0.63	0.50	0.53	4
Comp-ARMA	0.91	0.90	0.90	0.89	0.89	0.88	21
ECM-M3-1	0.55	0.52	0.70	0.63	0.72	0.71	6
ECM-M3-2	0.50	0.48	0.55	0.53	0.50	0.53	1
ECM-M3-3	0.59	0.62	0.65	0.68	0.72	0.71	9
ECM-M3-среднее	0.50	0.52	0.65	0.58	0.61	0.59	3
ECM-RM3	0.77	0.76	0.75	0.79	0.78	0.71	17
P*	0.73	0.62	0.60	0.53	0.72	0.82	10
VAR-1	0.68	0.62	0.70	0.68	0.78	0.82	13
VAR-2	0.59	0.67	0.65	0.63	0.67	0.76	8
VAR-3	0.68	0.67	0.65	0.63	0.72	0.82	11
VAR-4	0.68	0.67	0.80	0.79	0.94	0.88	19
VAR-5	0.55	0.57	0.55	0.53	0.61	0.59	2
VAR-среднее	0.68	0.62	0.70	0.68	0.78	0.76	12

Примечание. «*-1»/«*-2»/и т.д. означает разные варианты моделей. Статистики для «*-среднее» рассчитываются на основе усредненных ошибок прогноза моделей одного типа. Это значит, что данные статистики описывают

прогностические характеристики средних прогнозов в рамках определенных типов моделей. Полу жирный шрифт применяется для наилучших (наименьших по модулю для MD, RMSE и медианной ошибки прогноза, наиболее близких к 0.5 для доли положительных ошибок прогноза) значений статистик для каждого типа прогноза. В некоторых случаях таких (одинаковых) значений несколько. В то же время, например, для медианной ошибки прогноза при $h=2$ несколько значений по модулю в таблице равны 0.11, но это является результатом округления: на самом деле наименьшее значение одно. Рейтинг моделей в случае MD, RMSE и медианной ошибки прогноза определяется на основе сумм модулей статистик для всех h . Меньшее значение суммы соответствует большему рейтингу (меньшему значению в столбце «Рейтинг»). Для доли положительных ошибок прогноза рейтинг определяется на основе сумм модулей отклонений статистик от 0.5 (большему рейтингу соответствует меньшая сумма).

Источник: собственные расчеты.

Перед тем как делать выводы на основе табл. 4, заметим, что при анализе абсолютных значений статистик нужно учитывать, что в периоде псевдовневыборочного прогнозирования фактическая инфляция изменялась от 1.30% м/м до 13.59% м/м, а прирост инфляции в процентных пунктах достигал 8.68% м/м. Поэтому абсолютные значения значительно выше, чем они были бы в условиях отсутствия таких серьезных шоков. В большей мере это сказалось на абсолютных значениях MD и RMSE. Значения медианной ошибки прогноза и доли положительных ошибок прогноза для некоторых моделей соответствуют очень высокому качеству прогнозов даже в условиях реализации серьезных шоков.

По критерию MD наиболее качественные прогнозы на указанном временном интервале были бы получены с помощью одного из вариантов модели VAR. VAR-5 включает переменные INFL_SA, d(m3_sa), d(NIRR_SA), d(rgdp_sa). В то же время прогнозы из других моделей VAR на основе критерия MD были бы намного менее удачны. Ключевым отличием данных моделей от VAR-5 является использование другого денежного агрегата (M1 или M2). Также в аутсайдерах находятся модели ARMA и ECM (особенно модель на основе спроса на реальные деньги). Самым удачным подходом по критерию MD является дезагрегированное прогнозирование инфляции. Удачными являются модели AR, включающие несколько лагов инфляции (модели AR-2 и AR-3), в то время как качество прогнозов модели AR(1) (AR-1) по критерию MD является сравнительно плохим. Заметим, что во всех случаях MD положителен, что является следствием резких положительных шоков в рассматриваемом периоде: в рамках формальных моделей сложно предсказать резкое ускорение инфляции, в то время как возвращение инфляции к определенному среднему прогнозируется, и поэтому существенные отрицательные ошибки прогноза являются намного менее частыми.

Рейтинг моделей по критерию RMSE является во многом схожим с предыдущим рейтингом. Самой удачной является дезагрегированная модель инфляции с прогнозированием компонентов на основе моделей ARMA (кроме услуг ЖКХ). Причем качество прогнозов данной модели намного выше, чем у остальных моделей. Дезагрегированная модель Comp-AR также является одной из самых удачных, как и модели AR-2 и AR-3. Модель P*, прогнозное уравнение которой соответствует AR-2 с включенной логарифмической разностью дефлятора ВВП, также имеет высокий рейтинг. Наименее удачными (сравнительно) являются модели ARMA, ECM и VAR.

По критерию медианной ошибки прогноза рейтинг изменяется более значительно. Наиболее качественные прогнозы были бы получены с помощью моделей ECM на основе спроса на номинальный денежный агрегат M3. При прогнозировании на месяц вперед средняя медианная ошибка прогноза данных моделей близка к нулю. Прогнозы моделей AR-2, AR-3, P* остаются одними из наиболее качественных и по данному критерию. В то же время качество дезагрегированных моделей сравнительно ухудшается, а моделей ARMA – улучшается. Самый низкий рейтинг имеют модели VAR. По причине, описанной при анализе результатов по критерию MD, почти во всех случаях медианная ошибка прогноза положительна, однако ее абсолютное значение намного меньше, чем значение средней ошибки прогноза, из-за большого разброса ошибок.

По доле положительных ошибок прогноза наиболее удачной является одна из моделей ECM для спроса на номинальные деньги (ECM-M3-2). В рамках данной модели ошибки прогноза примерно распределены поровну между положительными и отрицательными для всех h . Остальные модели ECM для спроса на номинальные деньги также сравнительно удачны.

Одной из наиболее удачных моделей является VAR-5, которая является лучшей по критерию MD. Но в целом качество моделей VAR остается сравнительно низким. Сравнительно высоким остается качество моделей AR-2, AR-3. Сильно улучшается качество Comp-AR, а качество моделей ARMA ухудшается. Наименьший рейтинг имеет модель Comp-ARMA: в среднем около 90% ошибок прогноза данной модели положительны. Они, однако, невелики, что подтверждается наилучшим качеством данной модели по критерию RMSE.

Для того чтобы получить итоговый рейтинг моделей, основанный на результатах по всем критериям, значения статистик табл. 4 нормализуются. Для критериев MD, RMSE и медианной ошибки прогноза нормализация осуществляется по формуле:

$$X_{i,j}^N = \frac{|X_{i,j}| - \min_i |X_{i,j}|}{\max_i |X_{i,j}| - \min_i |X_{i,j}|} \quad (17)$$

где $X_{i,j}^N$ – нормализованное значение статистики, $X_{i,j}$ – значение статистики из табл. 4, i – модель i , j – шаг прогноза j ($h=j$).

Для критерия доли положительных ошибок прогноза нормализация осуществляется по формуле:

$$X_{i,j}^N = \frac{|X_{i,j} - 0.5| - \min_i |X_{i,j} - 0.5|}{\max_i |X_{i,j} - 0.5| - \min_i |X_{i,j} - 0.5|} \quad (18)$$

Значения нормализованных статистик суммируются по четырем критериям. Также рассчитывается взвешенная сумма с присвоением большего веса критерию RMSE, который в литературе обычно является основным при сравнении качества прогнозов (либо критерий MSE – квадрат RMSE)²⁴. Рассчитанные суммы по каждой модели суммируются по h , на основе чего определяются два итоговых рейтинга моделей.

В таблице 5 представлены результаты описанных расчетов.

Таблица 5. Итоговый рейтинг моделей прогнозирования инфляции

Модель	h=1	h=2	h=3	h=4	h=5	h=6	Сумма по h	Рейтинг
Сумма нормализованных статистик по всем критериям								
AR-1	1.633	2.421	2.711	2.792	2.595	2.358	14.511	15
AR-2	1.302	1.485	1.743	1.746	1.353	1.368	8.997	6
AR-3	0.682	1.182	1.361	1.441	1.212	0.778	6.655	1
AR-среднее	1.208	1.731	1.918	1.892	1.705	1.704	10.158	10
ARMA-1	3.062	2.888	2.619	2.388	2.152	1.798	14.907	19
ARMA-2	2.909	2.863	2.602	2.375	2.143	1.792	14.685	17
ARMA-среднее	2.926	2.876	2.611	2.382	2.148	1.795	14.737	18
Comp-AR	1.207	1.460	1.555	1.477	1.099	0.917	7.716	2
Comp-ARMA	2.232	1.775	1.383	1.230	1.037	1.009	8.667	5
ЕСМ-М3-1	0.983	1.125	1.769	1.770	1.969	1.560	9.177	8
ЕСМ-М3-2	0.907	1.278	1.569	1.739	1.406	1.123	8.023	4
ЕСМ-М3-3	0.955	1.294	1.507	1.893	1.910	1.496	9.055	7
ЕСМ-М3-среднее	0.763	1.088	1.597	1.606	1.687	1.169	7.911	3
ЕСМ-РМ3	3.667	3.043	2.387	2.232	2.356	1.600	15.285	20
Р*	1.633	1.553	1.445	1.318	1.746	1.800	9.495	9
VAR-1	1.400	1.666	2.020	1.965	2.511	2.560	12.122	13
VAR-2	1.718	1.850	2.488	3.127	2.825	2.648	14.656	16
VAR-3	1.657	1.785	1.634	1.651	2.423	2.636	11.786	12
VAR-4	1.711	1.747	2.702	3.169	3.766	3.601	16.697	21
VAR-5	0.849	2.099	1.838	1.892	1.951	1.579	10.207	11
VAR-среднее	1.304	1.882	2.244	2.692	2.541	2.481	13.143	14

²⁴ См., например, работы, указанные ранее: Canova (2002), Stock и Watson (2009) и др.

Модель	h=1	h=2	h=3	h=4	h=5	h=6	Сумма по h	Рейтинг
Взвешенная сумма (вес RMSE – 1.6, остальных критериев – 0.8)								
AR-1	1.566	2.492	2.692	2.776	2.639	2.337	14.501	15
AR-2	1.286	1.676	1.858	1.864	1.596	1.516	9.795	5
AR-3	0.744	1.388	1.491	1.593	1.468	1.029	7.713	2
AR-среднее	1.196	1.873	1.991	1.991	1.885	1.787	10.722	10
ARMA-1	3.047	2.982	2.704	2.493	2.297	1.887	15.411	19
ARMA-2	2.918	2.956	2.687	2.479	2.288	1.880	15.208	17
ARMA-среднее	2.935	2.969	2.696	2.486	2.292	1.883	15.262	18
Comp-AR	1.229	1.673	1.718	1.672	1.419	1.178	8.889	3
Comp-ARMA	1.785	1.420	1.107	0.984	0.830	0.807	6.933	1
ЕСМ-М3-1	1.132	1.426	1.911	1.969	2.120	1.698	10.256	8
ЕСМ-М3-2	1.161	1.665	1.865	2.078	1.703	1.362	9.833	6
ЕСМ-М3-3	1.108	1.534	1.661	2.052	2.065	1.648	10.067	7
ЕСМ-М3-среднее	0.980	1.420	1.792	1.874	1.901	1.388	9.354	4
ЕСМ-RM3	3.733	3.234	2.524	2.365	2.489	1.714	16.060	20
P*	1.587	1.762	1.641	1.544	1.928	1.875	10.337	9
VAR-1	1.432	1.746	2.060	2.097	2.586	2.561	12.483	12
VAR-2	1.746	2.060	2.586	3.175	2.949	2.670	15.186	16
VAR-3	1.574	1.887	1.759	1.828	2.516	2.608	12.172	11
VAR-4	1.694	1.767	2.526	3.026	3.626	3.477	16.115	21
VAR-5	1.125	2.458	2.270	2.313	2.361	2.063	12.591	13
VAR-среднее	1.340	1.971	2.261	2.690	2.632	2.511	13.406	14

Примечание. Полужирным шрифтом отмечены минимальные значения (соответствующие наиболее качественным прогнозам по используемым критериям) показателей среди всех моделей.

Источник: собственные расчеты.

Использование разных весов не приводит к существенным изменениям в рейтинге моделей по каждому h. При h=1 наиболее удачными являются модели AR-3, VAR-5, модели ЕСМ на основе спроса на номинальные деньги. При h=2 более качественные прогнозы дают те же модели, кроме VAR-5, рейтинг которой существенно ухудшается, а к лучшим моделям добавляются дезагрегированные. При h=3 и 4 в данную группу входит P*, улучшается сравнительное качество VAR-3, а качество моделей ЕСМ несколько ухудшается. При h=5 и 6 лучшими являются дезагрегированные модели, а также AR-2, AR-3 и некоторые модели ЕСМ на основе спроса на номинальные деньги.

Общий рейтинг моделей (по всем h) также мало изменяется при присвоении большего веса критерию RMSE. Отличия между двумя рейтингами для каждой модели, кроме Comp-ARMA, не превышают ± 2 места. В большинстве случаев отличий нет. В случае Comp-ARMA ее пятое место в первом рейтинге (при равных весах) изменяется на первое место во втором. Это является результатом намного более высокого прогностического качества данной модели по критерию RMSE в сравнении с другими моделями.

На основе итоговых рейтингов можно заключить, что наиболее качественные прогнозы в рассмотренный период можно было бы получить с помощью дезагрегированных моделей, моделей AR с несколькими лагами и моделей ЕСМ, основанных на моделировании спроса на номинальные деньги. Таким образом, при дезагрегированном прогнозировании инфляции потенциальные неточности, связанные с использованием не совсем точных данных по весам компонентов инфляции в ИПЦ, компенсируются преимуществами, связанными с построением моделей для каждого компонента по отдельности. Значительно более высокое качество моделей AR с несколькими лагами в сравнении с моделью AR(1) объясняется сильной изменчивостью инфляции в рассматриваемом периоде: присутствие нескольких лагов лучше позволяет учесть высокую вариацию инфляции при прогнозировании. Сравнительно плохие прогностические свойства модели ЕСМ, основанной на спросе на реальные деньги, может указывать на то, что гипотезу $a_1 = 1$ в уравнении (5) следовало бы отвергнуть. Модель P* входит в десятку обоих рейтингов, однако это, скорее, является результатом схожести прогнозного уравнения данной модели с AR-2.

Сравнительно плохое прогнозное качество моделей ARMA, возможно, связано с тем, что порядок AR и MA компонент не оптимален (в примененных моделях порядок (1,1)). В то же время модели с высоким порядком компонент обладают похожими прогностическими характеристиками. Определение оптимального порядка моделей ARMA в нашем случае проблематично, так как данные содержат множество выбросов, что препятствует механическому использованию информационных критериев. Если не включать в модель фиктивные переменные, то информационные критерии указывают на необходимость использования высокого порядка компонент, так как это позволяет сгладить выбросы. Однако, если построить такую модель и дополнить ее фиктивными переменными для устранения выбросов, оказывается, что большинство AR и MA компонент незначимы. В свою очередь, значимость фиктивных переменных во многих случаях зависит от используемого порядка модели ARMA. Кроме того, возможно, MA компонента вообще не присутствует в динамике инфляции, то есть нужно ограничиться моделями AR. Среднее/плохое сравнительное прогнозное качество моделей VAR также можно попытаться объяснить схожими проблемами: сложностью определения порядка лагов и набора фиктивных переменных. В целом примененные модели VAR, возможно, являются перегруженными параметрами из-за включения большого числа фиктивных переменных для устранения выбросов. В то же время для некоторых типов прогнозов некоторые из моделей VAR, как указано выше, обладали сравнительно хорошими прогностическими свойствами.

Качество усредненных прогнозов в рамках одного типа моделей в целом соответствует усредненным значениям статистик по таким моделям. То же примерно соблюдается и для итоговых рейтингов, хотя имеются и отклонения в обе стороны. В частности, рейтинг «ЕСМ-М3-среднее» выше рейтингов всех базовых моделей. Рассчитывались также прогностические характеристики усредненных прогнозов по всем 17 моделям. Они, как и в случае конкретных типов моделей, в основном отражают средние характеристики всех моделей, то есть не являются наилучшими. В данном контексте интересно было бы проанализировать прогностические свойства прогнозов, усредненных с использованием неравных весов. В частности, распространено взвешивание прогнозов по обратным MSE²⁵. Тут, однако, может возникнуть проблема, связанная с возможным существенным изменением весов в рамках горизонта прогнозирования. Например, веса, рассчитанные в выборке до 2010 г., могут существенно отличаться от весов в 2011 г. и т.д.

Заметим, что полученный рейтинг моделей может быть иным при осуществлении псевдовневыборочного прогнозирования для другого прогнозного периода. В частности, интересно было бы проделать схожие расчеты для периода, когда инфляция изменялась менее значительно, например для некоторого периода до 2010 г. В то же время в таком случае будут более актуальны неточности результатов выполнения такой процедуры, описанные в начале данного раздела. Также представляет интерес осуществление расчетов и построение рейтинга моделей через некоторое время, когда будет доступен больший массив статистических данных за период существования нового режима обменного курса и новой основной цели монетарной политики (поддержание низкой инфляции), если данные параметры не изменятся.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Получение качественных краткосрочных прогнозов инфляции в Беларуси является не самой простой задачей из-за периодической реализации серьезных шоков. Наиболее яркими примерами являются девальвация белорусского рубля в начале 2009 г. и валютный кризис 2011 г. Это не только способствует увеличению RMSE прогнозов, но и усложняет получение качественных прогнозных уравнений.

Анализ прогностических свойств различных моделей прогнозирования инфляции, как чисто статистических, так и основанных на экономической теории, в рамках псевдовневыбо-

²⁵ См. Stock и Watson (2009).

рочного прогнозирования в периоде с января 2011 г. по октябрь 2012 г., включающем валютный кризис, показал, что наилучшие прогностические свойства имеют дезагрегированные модели, модели AR с несколькими лагами и модели ЕСМ, основанные на спросе на номинальный денежный агрегат МЗ. Сравнительно высокое прогнозное качество дезагрегированных моделей можно было ожидать, так как данные модели позволяют учесть разные закономерности в динамике различных компонентов инфляции. Модели AR с несколькими лагами лучше прогнозируют инфляцию, чем модель AR(1), так как лучше учитывают высокую вариацию инфляции. Сравнительно более низкое прогнозное качество моделей ARMA и VAR в нашем случае отчасти можно объяснить сложностью определения оптимального порядка AR и MA компонент моделей ARMA, определения порядка лагов моделей VAR и, возможно, слишком большим числом параметров в VAR. Усреднение прогнозов в рамках одного типа моделей не дает существенной прибавки в качестве прогнозов: прогностические характеристики усредненных прогнозов в целом близки к средним прогностическим характеристикам базовых моделей. Заметное улучшение прогнозов наблюдается только в случае моделей ЕСМ на основе спроса на номинальные деньги: итоговый рейтинг усредненных прогнозов выше, чем рейтинг всех базовых моделей.

Прогностические свойства рассмотренных моделей могут быть иными на другом временном интервале. Например, представляет интерес осуществление процедуры псевдодневного выборочного прогнозирования в периоде с меньшей вариацией инфляции.

Одним из направлений будущих исследований по данной теме может быть анализ влияния различных методов комбинирования прогнозов (не только путем усреднения) на прогностические характеристики и сравнение качества комбинированных прогнозов с индивидуальными.

ЛИТЕРАТУРА

Демиденко, М. (2008). Модель среднесрочного прогнозирования и проектирования монетарной политики, *Банкаўскі веснік*, 31 (432), 41–48.

Крук, Д., Пелипась, И., Чубрик, А. (2006). *Основные макроэкономические взаимосвязи в экономике Беларуси: результаты эконометрического моделирования*, Исследовательский центр ИПМ, 102 с.

Малюгин, В.И., Пранович, М.В., Мурин, Д.Л., Калечиц, Д.Л. (2005). Система эконометрических моделей для анализа, прогнозирования и оценки вариантов денежно-кредитной политики, *Исследования Национального банка Республики Беларусь*, 1[2] МАЙ2005.

Aastveit, K.A., Gerdrup, K.R., Jore, A.S. (2011). Short-term forecasting of GDP and inflation in real-time: Norges Bank's system for averaging models, *Staff Memo*, No. 09 | 2011.

Bernanke, B.S. (2007). Inflation Expectations and Inflation Forecasting, *Speech at the Monetary Economics Workshop of the National Bureau of Economic Research Summer Institute*, Cambridge, Massachusetts, <http://www.federalreserve.gov/newsevents/speech/bernanke20070710a.htm>.

Canova, F. (2002). G-7 Inflation Forecasts, *Working Paper Series (European Central Bank)*, No. 151.

Diebold, F.X. (1998). The Past, Present, and Future of Macroeconomic Forecasting, *Journal of Economic Perspectives*, 12, 2, 175-192.

Engle, R.F., Granger, C.W.J. (1987). Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing, *Econometrica*, 55, 2, 251-276.

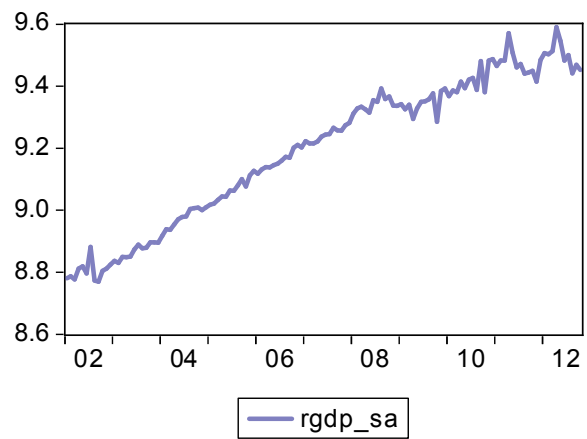
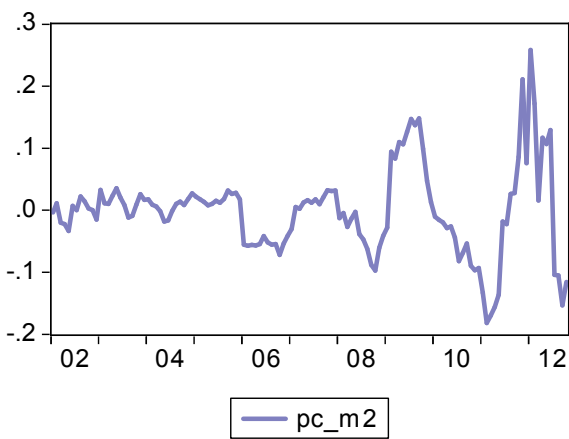
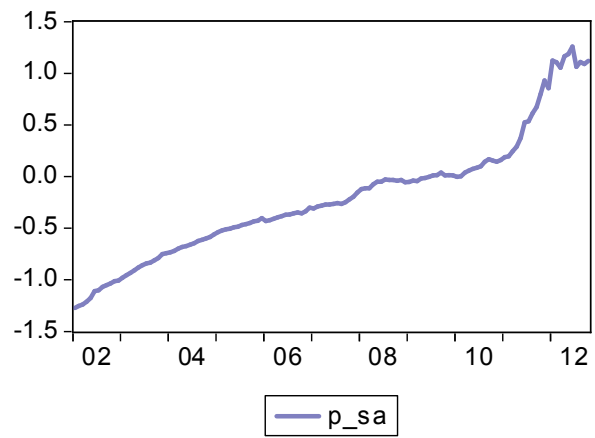
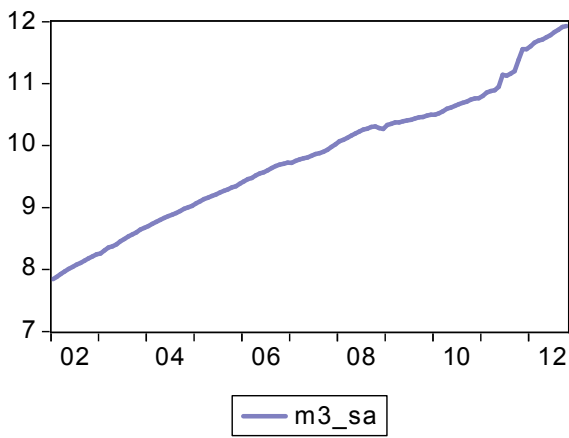
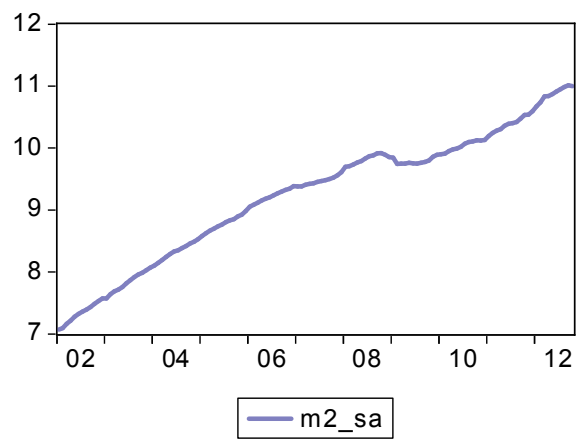
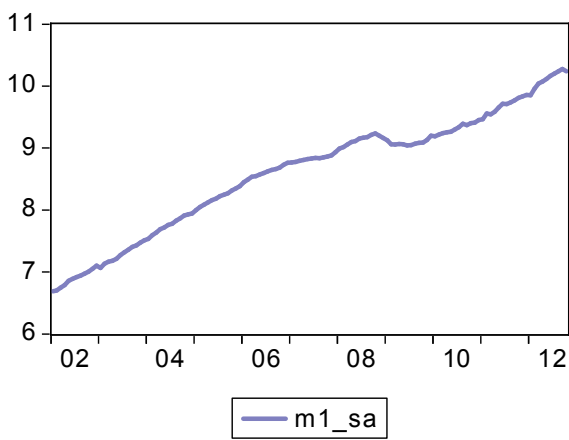
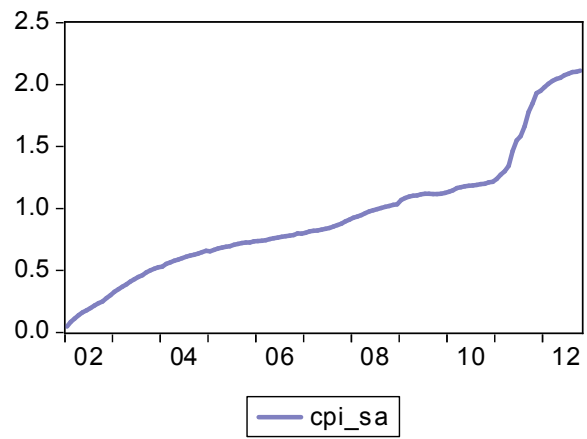
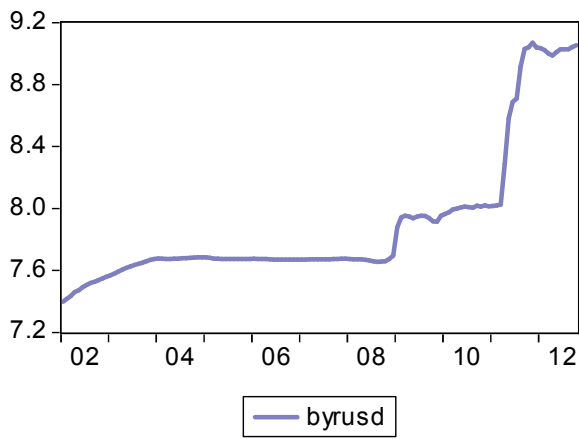
Ericsson, N.R., Irons, J.S. (1995). The Lucas Critique in Practice: Theory Without Measurement, *International Finance Discussion Papers (Board of Governors of the Federal Reserve System)*, Number 506.

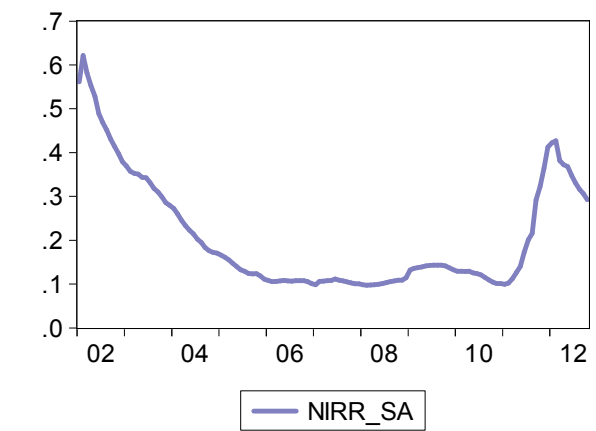
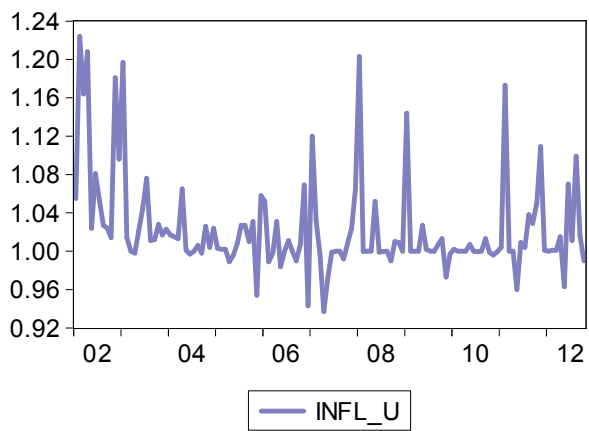
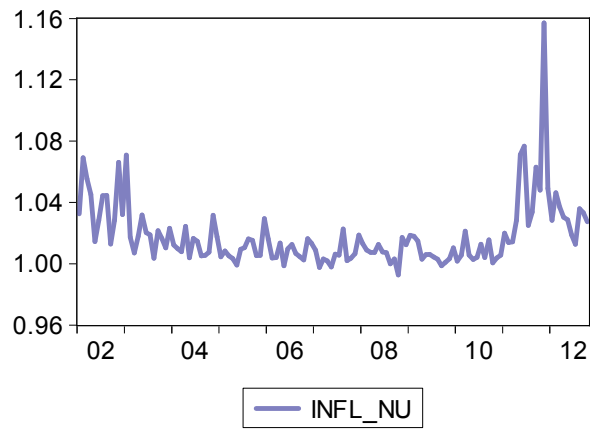
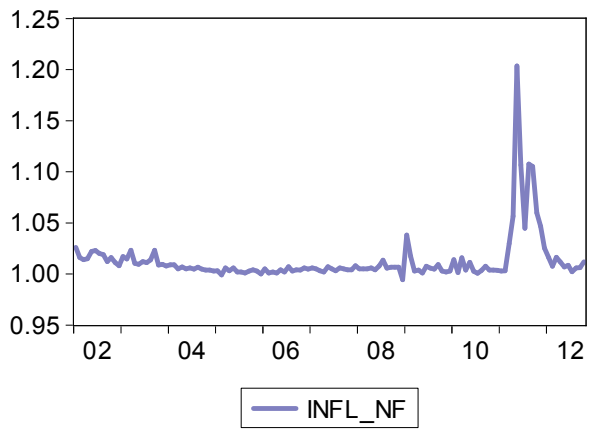
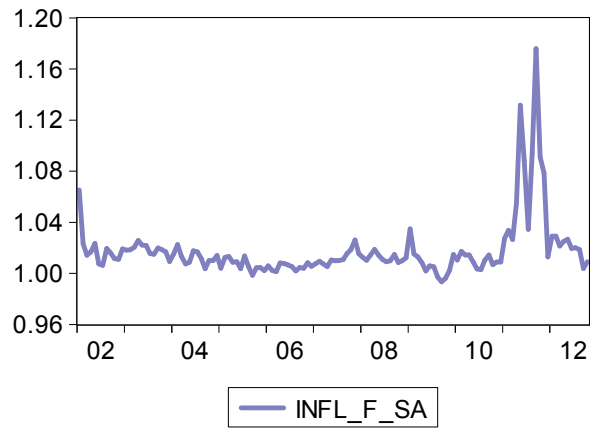
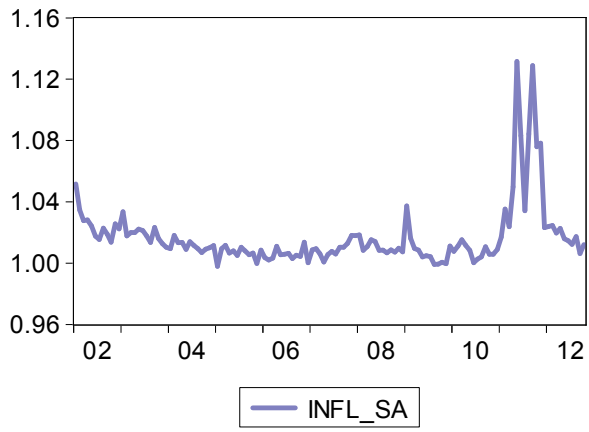
Ericsson, N.R., Kamin, S.B. (2008). Constructive Data Mining: Modeling Argentine Broad Money Demand, *International Finance Discussion Papers (Board of Governors of the Federal Reserve System)*, Number 943.

Gerdrup, K.R., Nicolaisen, J. (2011). On the purpose of models - The Norges Bank experience, *Staff Memo*, No. 06 | 2011.

- Hallman, J.J., Porter, R.D., Small, D.H. (1991). Is the Price Level Tied to the M2 Monetary Aggregate in the Long Run?, *The American Economic Review*, 81, 4, 841-858.
- Hamilton, J.D. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton: Princeton University Press, 820 p.
- Lucas, R.E. Jr. (1976). Econometric Policy Evaluation: A Critique, *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 1, 1, 19-46.
- MacKinnon, J.G. (1996). Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests, *Journal of Applied Econometrics*, 11, 6, 601-618.
- ONS. (2007). Guide to Seasonal Adjustment with X-12-ARIMA, *the United Kingdom's Office for National Statistics*, <http://www.ons.gov.uk/ons/guide-method/method-quality/general-methodology/time-series-analysis/guide-to-seasonal-adjustment.pdf>.
- Phillips, P.C.B., Hansen, B.E. (1990). Statistical Inference in Instrumental Variables Regression with I(1) Processes, *Review of Economic Studies*, 57, 1, 99-125.
- QMS. (2009). EViews 7 User's Guide II, *Quantitative Micro Software*, 820 p.
- Sims, C.A. (1986). Are Forecasting Models Usable for Policy Analysis?, *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 10, 1, 2-16.
- Stock, J.H., Watson, M.W. (2009). Phillips Curve Inflation Forecasts. In: Fuhrer, J., Kordzycki, Y.K., Little, J.S., Olivei, G.P. (eds.), *Understanding Inflation And The Implications For Monetary Policy*, Cambridge: The MIT Press, 99-184.
- Waggoner, D.F., Zha, T. (1998). Conditional Forecasts in Dynamic Multivariate Models, *Working Paper Series (Federal Reserve Bank of Atlanta)*, 98-22.

ПРИЛОЖЕНИЕ 1. ПЕРЕМЕННЫЕ МОДЕЛЕЙ





ПРИЛОЖЕНИЕ 2. ПЕРВЫЕ РАЗНОСТИ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

